

APLIKASI MODEL ARTIFICIAL NEURAL NETWORKS UNTUK STOCK FORECASTING DI PASAR MODAL INDONESIA

Christian Herdinata

**Fakultas Ekonomi Jurusan International Business Management
Universitas Ciputra Surabaya
Jl. Waterpark, Boulevard Citra Land 60216, Surabaya**

Abstract: This research showed the application of model Artificial Neural Networks (ANN) or Jaringan Syaraf Tiruan (JST) at the field of monetary science, especially for the application of financial forecasting. ANN or JST was a new alternative for the application of financial forecasting. The purpose of this research was to know whether the stock index instantaneously and fully reflect historical information, in Indonesia Stock Exchange (IDX). The research used comparison between return of technical trading rule based Artificial Neural Networks (ANN) model and return of buy & hold strategy. The result showed that the weakness form of efficient market hypothesis was rejected in the Indonesian capital market. Expectation of this research was giving information and securing the market perpetrator that still enabled to get abnormal of return by doing commerce in chnical through forecasting of model Artificial Neural Networks (ANN) or Jaringan Syaraf Tiruan (JST).

Key words: Artificial Neural Networks (ANN), Buy & Hold Strategy, Technical Trading Rule, Efficient Market Hypothesis

Penelitian ini memperlihatkan aplikasi model *Artificial Neural Networks (ANN)* atau *Jaringan Syaraf Tiruan (JST)* dalam bidang ilmu keuangan, khususnya untuk aplikasi *financial forecasting*. ANN merupakan sebuah model peramalan yang relatif baru untuk aplikasi *financial forecasting*. *Financial forecasting* di sini menunjuk pada peramalan atau prediksi harga saham di pasar modal, atau yang sering disebut *stock forecasting*. Model-model *time series forecasting* konvensional seringkali digunakan untuk *stock*

forecasting, antara lain *regression analysis*, *moving average*, *exponential smoothing*, dan *ARIMA*. Model-model tersebut dikatakan konvensional karena kinerja model-model tersebut masih sangat dibatasi dengan adanya asumsi-asumsi yang harus dipenuhi. Misalnya, untuk *regression analysis* hanya tepat digunakan ketika data yang digunakan mengikuti distribusi normal dan memiliki hubungan linier. Adanya asumsi-asumsi yang harus dipenuhi dalam menggunakan model-model tersebut, menunjukkan kelemahan model-

Korespondensi dengan Penulis:

Christian Herdinata: Telp. + 62 31 745 1699, Faks. +62 31 745 1698

E-mail: christian.herdinata@ciputra.ac.id

model tersebut untuk digunakan sebagai alat peramalan saham.

Pada dasarnya kelemahan model konvensional untuk aplikasi *stock forecasting* disebabkan oleh tidak sesuainya asumsi yang harus dipenuhi dengan karakteristik data pasar modal (harga/*return* saham). Harga/*return* saham seringkali tidak mengikuti distribusi normal dan tidak memiliki hubungan linier (Siad, 2001; Leon *et al.*, 2001). Hermanto & Bakara (2005) membuktikan bahwa harga saham di pasar modal Indonesia memperlihatkan perilaku *chaos*.

Berdasarkan asumsi-asumsi yang sekaligus menjadi kelemahan dari model-model konvensional dan karakteristik-karakteristik harga saham, memperlihatkan bahwa model-model konvensional tampak tidak tepat untuk digunakan sebagai *tool* peramalan harga saham. Kondisi inilah yang mendorong untuk mencoba menggunakan model peramalan yang tidak memiliki kelemahan seperti yang dimiliki oleh model-model konvensional, yaitu *Artificial Neural Networks* (ANN). *Artificial Neural Networks* (ANN) merupakan sebuah model yang dikembangkan berdasarkan sistem kerja syaraf biologi, dimana didalamnya tidak memerlukan asumsi-asumsi yang harus dipenuhi, seperti pada model-model peramalan konvensional. Beberapa peneliti telah membuktikan bahwa ANN lebih superior dibandingkan model konvensional (Qi, 1999; Phua, Ming, & Lin, 2001; Jasic & Wood, 2004; Nygren, 2004; Samantan & Bordoloi, 2005). Harapannya akan diperoleh peningkatan kinerja peramalan.

STOCK FORECASTING

Teknik peramalan saham secara umum dipisahkan ke dalam dua kelompok, pendekatan/analisis teknikal (*technical approach/analysis*) dan pendekatan/analisis fundamental (*fundamental approach/analysis*). *Technical analysis* merupakan pemeriksaan terhadap data pasar masa lalu, seperti harga dan volume perdagangan, untuk memprediksi perubahan harga di masa datang yang dapat digunakan untuk pengambilan sebuah keputusan investasi. Dengan kata lain, analisis teknikal dilakukan dengan mengenali dan menganalisis pola pergerakan saham historis. Analisis jenis ini paling luas digunakan sebagai *tool* pengambilan keputusan bagi para *trader* yang melakukan perdagangan dalam nilai yang besar. Beberapa alasan yang membuat analisis teknikal menjadi populer adalah mampu menyediakan informasi harga (*price*) dan keuntungan/ kerugian (*profit/ loss*) sebagai patokan bagi para *trader*, sebelum transaksi perdagangan dilakukan. Alasan kedua adalah analisis teknikal merupakan alat yang sangat berguna (*useful*) untuk strategi perdagangan jangka pendek (*short term*) dan jangka panjang (*long term*) yang tidak memerlukan beberapa informasi lain, kecuali *market data*. Alasan lainnya adalah kemudahan untuk dimengerti dan terdapat banyak teknik perdagangan yang dapat digunakan.

Saat ini *technical analysis* meliputi beberapa kelompok area, yaitu *chart analysis*, *technical/statistical indicators*, *trading system*, dan *esoteric method*. Teknik pada *technical approach* secara umum lebih cenderung pada model-model matematika untuk menghasilkan sinyal yang membantu dalam menentukan keputusan perdagangan (*buy*, *hold*, atau *sell*).

Chart analysis merupakan analisis terhadap *price chart* dan *chart patterns* seperti *trendlines*, *triangles*, dan *reversal patterns*. *Technical indicator* merupakan studi terhadap *market data* dengan menggunakan rumus-rumus tertentu untuk tujuan tertentu, misalnya sebagai peringatan (*alert*), konfirmasi (*confirm*), dan prediksi (*predict*). Teknik yang termasuk *technical indicator* antara lain *moving average*, *momentum*, *relative strength index (RSI)*, *stochastic oscillators*. *Trading system* merupakan *automated trading system*, yang meliputi dari sistem sederhana dengan *technical indicator* sampai pada penggunaan sistem kompleks yang menggabungkan metode-metode *soft computing* seperti *artificial neural networks*, *genetic algorithm*, dan *fuzzy logic*. Sedangkan dalam kelompok *esoteric methods* meliputi *Elliott Waves*, *Gann Lines*, *Fibonacci ratio*, dan *astrology*.

Seorang analisteknikal (*chartist*) sejati tidak pernah memberikan perhatian kepada prospek pendapatan perusahaan, kondisi keuangan perusahaan, laba atau rugi perusahaan, dan variabel-variabel finansial lainnya. Menurut mereka, grafik pergerakan harga dan volume telah dapat mencerminkan semuanya. Hal itu dikarenakan para analisteknikal mempercayai bahwa harga saham sekarang berhubungan dengan harga saham terdahulu. Para analis teknikal juga percaya bahwa sangat sulit untuk mengestimasi *intrinsic value*, serta tidak mungkin untuk memperoleh dan menganalisis informasi yang baik secara konsisten.

Analisis fundamental adalah studi terhadap penyebab (*causes*) pergerakan harga saham, berbeda dengan analisis teknikal yang cenderung mempelajari pengaruh (*effect*) dari pergerakan harga saham. Analisis ini merupakan jenis analisis yang dilakukan dengan memperhatikan aspek fundamental daripada memperhatikan perkembangan

bagian harga saham tersebut dari hari ke hari. Para analis fundamental (*fundamentalist*) sangat mengandalkan analisis jenis ini karena menurut mereka analisis jenis ini bebas dari bias karena mempergunakan data yang valid. Aspek fundamental yang dimaksud adalah seluruh faktor yang memiliki pengaruh relevan pada *supply* dan *demand* yang dapat menentukan harga sebuah saham. Oleh karena itu, secara umum analisis fundamental dapat dikatakan sebuah studi pengaruh *supply* dan *demand* terhadap harga saham.

Analisis fundamental merupakan pendekatan peramalan saham yang didasarkan pada premis bahwa setiap surat berharga memiliki sebuah nilai intrinsik (*intrinsic value*). *Intrinsic value* adalah nilai saham sebenarnya dari sebuah perusahaan yang dipengaruhi oleh banyak faktor. Analisis ini mengasumsikan bahwa harga saham yang akan datang tergantung pada *intrinsic value* dari saham tersebut. Para analis fundamental harus melakukan analisis terhadap seluruh faktor yang dapat mempengaruhi *intrinsic value* sebelum melakukan transaksi. Apabila *intrinsic value* suatu saham lebih tinggi dibandingkan dengan harga pasar, maka saham tersebut dapat dikatakan *undervalued* sehingga investor direkomendasikan untuk membeli (*buy*) saham tersebut, jika sebaliknya maka saham dalam kondisi *overvalued* dan investor sebaiknya menjual (*sell*) saham tersebut. Sudut pandang analisis fundamental dapat berupa kajian analisis ekonomi kemudian analisis industri dan analisis perusahaan (*top down*) atau sebaliknya, dari analisis perusahaan kemudian analisis industri dan ekonomi makro (*bottom up*). Dalam analisis perusahaan, nilai intrinsik dapat diperoleh dengan melakukan penilaian kinerja keuangan perusahaan. Ada berbagai pendekatan dalam menentukan nilai intrinsik suatu perusahaan. Reilly & Brown (2000) mengelompokkan

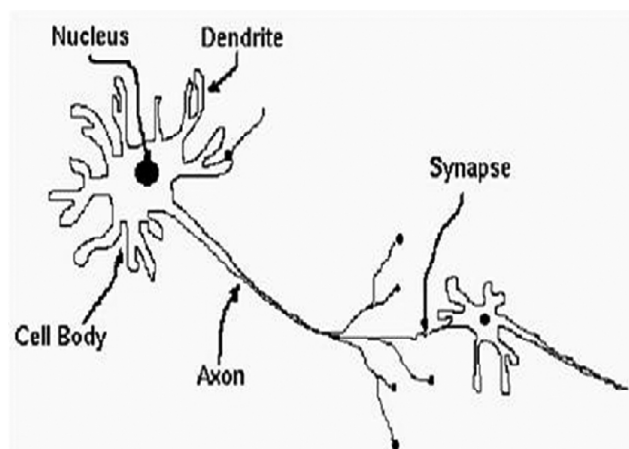
kedalam dua kelompok, yaitu *discounted cash flow techniques* dan *relative valuation techniques*. *Discounted cash flow techniques* menilai saham berdasarkan *present value* dari beberapa pengukuran *cash flow* yang meliputi *dividends*, *operating cash flow*, dan *free cash flow*. Sedangkan *relative valuation techniques* adalah penilaian saham didasarkan pada rasio harga terhadap variabel-variabel yang dipertimbangkan seperti *earnings*, *cash flow*, *book value*, dan *sales*. Permasalahan yang harus dihadapi dalam analisis fundamental adalah bahwa secara umum hanya relevan untuk prediksi *trend* jangka panjang. Selain itu juga berkaitan dengan reliabilitas dari data ekonomi (*reliability of the economic data*) yang digunakan. Itu menjadi masalah karena ekonomi global sekarang ini yang sangat kompleks cenderung menyebabkan data-data ekonomi menjadi cepat berubah dan terevisi, oleh karena itu keakuratan peramalan ekonomi tidak mudah diperoleh.

FORECASTING MODELS

Artificial Neural Networks

Artificial Neural Networks atau Jaringan Syaraf Tiruan (JST) merupakan salah satu representasi buatan dari otak manusia yang selalu mencoba untuk mensimulasikan proses pembelajaran pada otak manusia (Kusumadewi, 2004). Selaras dengan definisi yang diungkapkan oleh Kusumadewi (2004) tersebut, Pandjaitan (2007) mendefinisikan JST sebagai suatu teknologi komputasi yang berbasis pada model syaraf biologis dan mencoba mensimulasikan tingkah laku dan kerja model syaraf terhadap berbagai

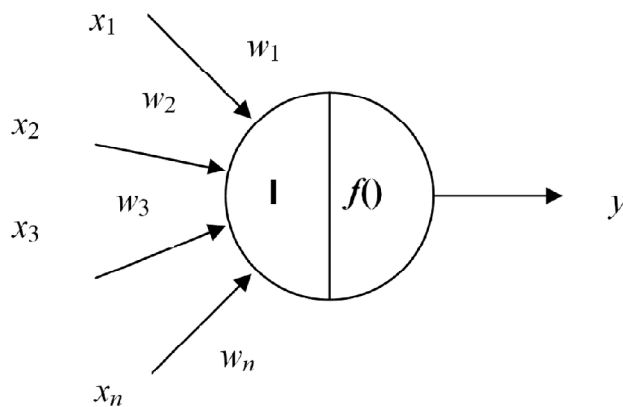
macam masukan. Pada dasarnya, baik jaringan syaraf biologi maupun JST merupakan unit-unit pemrosesan informasi. Terdapat beberapa tipe JST, namun semuanya memiliki komponen-komponen yang sama. Seperti halnya otak manusia, jaringan syaraf terdiri dari beberapa *neuron* (yang sering disebut dengan *node*), dan masing-masing *neuron* terhubung satu dengan yang lainnya dan melakukan pemrosesan informasi seperti pada sistem jaringan syaraf biologi. Syaraf (*neuron*) biologi memiliki tiga komponen penting, yaitu *dendrite*, *nucleus*, dan *axon*. *Dendrite* menerima sinyal dari *neuron* lain. Sinyal tersebut dimodifikasi (diperkuat/ diperlemah) oleh celah sinapsis. Selanjutnya, *nucleus* menjumlahkan semua sinyal-sinyal yang masuk. Jika jumlahan tersebut cukup kuat dan melebihi batas ambang (*threshold*), maka sinyal tersebut akan diteruskan ke *neuron* lain melalui *axon* (Jong, 2005). *Neuron* biologi diperlihatkan pada Gambar 1.



Gambar 1. Neuron Biologi

JST juga melakukan pemrosesan informasi seperti pada sistem jaringan syaraf biologi. Informasi (disebut dengan *input*) akan dikirim ke *node* (dalam model jaringan syaraf lebih banyak

digunakan istilah *node* untuk menyebut *neuron* dengan bobot kedatangan tertentu. *Input* ini akan diproses oleh suatu fungsi perambatan yang akan menjumlahkan semua nilai perkalian *input* dan bobot yang datang. Hasil jumlahan ini kemudian akan dibandingkan dengan sebuah nilai ambang tertentu melalui fungsi aktivasi setiap *node*. Apabila *input* tersebut melewati nilai ambang tersebut, maka *node* tersebut akan diaktifkan, kalau tidak maka *node* tersebut tidak akan diaktifkan. Apabila *node* diaktifkan, maka *node* tersebut akan mengirim *output* melalui bobot-bobot *output*-nya ke semua *node* yang berhubungan dengannya. Proses tersebut digambarkan pada Gambar 2.



Gambar 2. Neuron Tiruan

Misalkan ada sejumlah n masukan, yaitu $x_1, x_2, x_3, \dots, x_n$. Masing-masing masukan tersebut diberi bobot, yaitu $w_1, w_2, w_3, \dots, w_n$. Kemudian dijumlahkan, yaitu $A = x_1w_1 + x_2w_2 + x_3w_3 + \dots + x_nw_n$, atau secara sederhana dapat ditulis

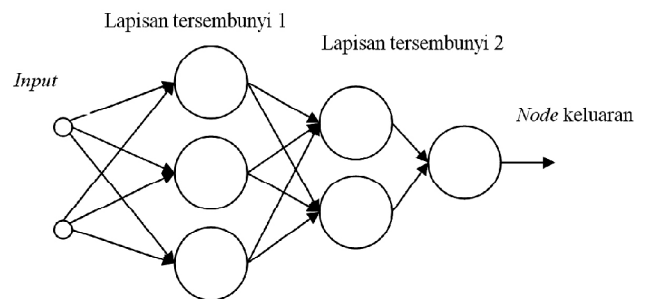
$$A = \sum_{i=1}^n x_i w_i.$$

Nilai tersebut kemudian dibandingkan dengan sebuah nilai ambang, melalui fungsi aktivasi ($f()$) (fungsi aktivasi ini akan dijelaskan di

bagian yang lain), hasilnya adalah keluaran (y). Model satu *node* tersebut, kemudian dibuat dalam bentuk jaringan *node*, sehingga terbentuk sebuah jaringan syaraf tiruan.

Backpropagation Neural Networks (BPNN)

BPNN merupakan salah satu tipe ANN yang secara luas telah digunakan untuk aplikasi *time series forecasting* (Qi, 1999; Phua, Ming, & Lin, 2001; Jasic & Wood, 2004; Nygren, 2004; Samantan & Bordoloi, 2005).

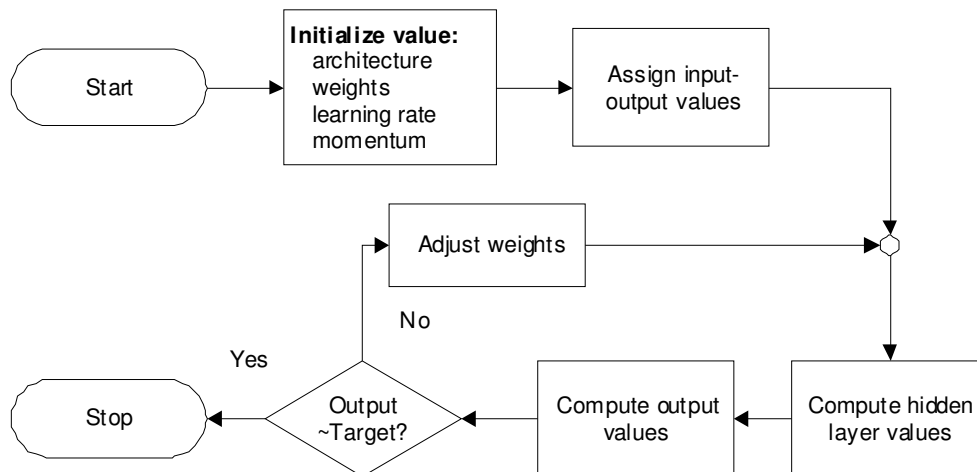


Gambar 3. JST Dua Hidden Layer

Jaringan BPNN merupakan jaringan FFNN, yaitu jaringan arus maju yang memiliki banyak lapisan, yang dalam proses pembelajarannya menggunakan algoritma pembelajaran *back-propagation*. Model jaringan ini memiliki tiga kelompok lapisan, yaitu lapisan *input*, lapisan tersembunyi, dan lapisan *output*. Lapisan tersembunyi terletak diantara lapisan *input* dan lapisan *output* (lihat Gambar 3), dan secara umum memiliki perbedaan jumlah *neuron* dan perbedaan bobot untuk lapisan-lapisan yang berbeda. Proses pembelajaran jaringan merupakan proses refisi terhadap parameter bobot-bobot dalam model jaringan sampai menghasilkan nilai *error* yang kecil, dengan menggunakan data sampel. Secara garis besar, algoritma pembelajaran dibedakan

menjadi dua yaitu pembelajaran yang terawasi dan tidak terawasi. Perbedaanannya adalah pada proses *training*, pembelajaran yang terawasi dilakukan *training* menggunakan data sampel termasuk nilai target atau *output* yang telah ditentukan, sedangkan pembelajaran yang tidak

terawasi tidak memerlukan target nilai atau *output*. Untuk aplikasi peramalan algoritma pembelajaran yang disarankan adalah algoritma pembelajaran yang terawasi. Secara umum pembelajaran terawasi menurut Shapiro (2003) dapat digambarkan pada Gambar 4.



Gambar 4. Pembelajaran Terawasi

Proses dimulai dengan menetapkan parameter-parameter yang diperlukan dan bobot-bobot secara *random* untuk setiap hubungan *neuron* dalam jaringan. Bobot-bobot tersebut merepresentasikan kekuatan hubungan antara dua *neuron*. Kemudian menghitung nilai keluaran pada setiap *neuron* lapisan tersembunyi dan diteruskan dengan menghitung keluaran jaringan. Jika keluaran (*output*) jaringan telah optimal, yaitu telah mendekati nilai target dengan tingkat kesalahan yang telah ditentukan, maka proses dihentikan, jika tidak, maka dilakukan proses penyesuaian bobot-bobot jaringan dan proses dilanjutkan sampai kondisi optimal dicapai atau kriteria penghentian proses pembelajaran yang lain tercapai (iterasi pembelajaran telah melewati iterasi pembelajaran maksimal yang ditentukan). Algoritma *backpropagation*

termasuk dalam kelompok algoritma pembelajaran yang terawasi. *Backpropagation* merupakan algoritma yang paling populer dalam pembelajaran yang terawasi dan biasanya digunakan pada model FFNN (Kusumadewi, 2004) untuk aplikasi peramalan.

METODE

Data yang digunakan dalam penelitian ini adalah indeks pasar yang meliputi IHSG dan LQ45. Data telah diperoleh dalam format runtun waktu (*time series*) mulai dari bulan Januari tahun 2000 sampai bulan Desember 2007. Penggunaan indeks pasar didasarkan pada asumsi bahwa indeks pasar merupakan agregat dari harga

saham emiten, sehingga mencerminkan perilaku saham emiten.

Pengembangan Model JST

Pada penelitian ini, data yang digunakan untuk model JST tidak lagi berupa indeks pasar

melainkan berupa $return \left(\log \left(\frac{P_t}{P_{t-1}} \right) \right)$. Untuk

mengembangkan model JST, data masa lalu (*historical data*) dibagi menjadi dua kelompok, yaitu kelompok data *training* dan kelompok data *testing*. Tidak ada peraturan yang ditentukan untuk melakukan pengelompokan tersebut. Dalam penelitian ini data kelompok *training* ditetapkan sejumlah 50% dari seluruh data, dan sisanya 50% digunakan sebagai kelompok *testing*. Berdasarkan ketentuan tersebut maka *return* pasar periode Januari 2000 - Desember 2003 sebagai kelompok *training* model JST, sisanya *return* pasar periode Januari 2004 - Desember 2007 sebagai kelompok *testing* model JST. Kelompok data *training* digunakan dalam proses pembelajaran model JST untuk mendapatkan *error* yang terkecil atau yang telah ditentukan dengan cara melakukan perubahan-perubahan setiap nilai bobot yang ada pada model JST. Sedangkan pada proses *testing*, model JST yang dihasilkan pada proses *training* diuji dengan memberikan data input yang berbeda (kelompok data *testing*). Pada proses ini tidak dilakukan perubahan-perubahan nilai bobot jaringan. Tipe JST *feedforward neural networks* dengan satu *hidden layer* digunakan dalam penelitian ini. Berdasarkan inputnya, model JST yang digunakan adalah model JST univariat yang juga disebut *purely time delayed model*, yaitu model yang hanya menggunakan data masa lalu sebagai *input*. Ini dilakukan untuk mengenali

hubungan antara *return* pasar yang akan datang dengan *return* pasar masa lalu. Menurut Jasic & Wood (2004) keunggulannya adalah mampu mengenali hubungan non linier yang ada. Struktur model JST secara lengkap ditampilkan pada Tabel 1.

Tabel 1. Struktur Model JST

Keterangan	Yang digunakan
Tipe jaringan	<i>Feedforward neural networks</i> → Nygren (2004) telah membuktikan <i>feedforward neural network</i> step untuk data non linier dan non Gaussian (non normal).
Banyak <i>hidden layer</i>	Satu (1)
Banyak <i>neuron</i> di setiap layer	<i>Input</i> = tiga (3) → x_{1-2}, x_t x_1, x_t <i>Hidden layer</i> = tujuh (7) → $2n + 1$ dimana n adalah banyaknya <i>input</i> (Gallo et al. 2006) <i>Output</i> = satu (1) → y_{t+1}
Fungsi aktivasi di setiap neuron	<i>hyperbolic tangent</i> → $y = f(x) = \frac{e^x - e^{-x}}{e^x + e^{-x}}$
Algoritma pembelajaran	<i>Levenberg-Marquardt</i>
Inisialisasi bobot jaringan	Random
Banyak iterasi	250

Technical Trading Rules

Dalam penelitian ini, *technical trading rule* yang digunakan adalah: jika $y_t > 0$ (berarti diprediksi indeks saham akan mengalami kenaikan) maka beli (*buy*), jika $y_t < 0$ (berarti diprediksi indeks saham tidak berubah) maka tidak melakukan transaksi (*hold*), dan jika $y_t < 0$ (berarti diprediksi indeks saham akan mengalami penurunan) maka jual (*sell*), dimana y_t adalah *return* saham hasil peramalan. Strategi ini telah digunakan dalam penelitian Gencay (1998), Fernandez-Rodriguez *et al.* (2000) dan Jasic & Wood (2004), serta beberapa penelitian lain. Berdasarkan strategi yang sederhana selanjutnya dapat dihitung *return* yang dihasilkan dengan mempertimbangkan biaya transaksi. Biaya transaksi merupakan komisi atau imbalan jasa yang harus dibayarkan oleh investor kepada perusahaan pialang ketika investor melakukan transaksi. Perhitungan biaya transaksi sebesar 1% dikenakan pada posisi *buy* dan *sell*, yang merupakan biaya maksimal di bursa (Sartono & Firdaus, 1999). Estimasi *return* diperoleh melalui persamaan (1).

$$\hat{R}_{net} = \sum_{t=1}^N \hat{\rho}_t x_t - m \log \left[\frac{1-c}{1+c} \right] \dots\dots\dots (1)$$

dimana $x_t = \log \frac{P_{t+1}}{P_t}$ adalah *return* aktual pada periode t , $\hat{\rho}_t = +1$ untuk posisi *buy* dan -1 untuk posisi *sell* yang didasarkan pada hasil prediksi, dan N adalah jumlah observasi. m adalah banyaknya pembalikan sinyal yang terjadi, sedangkan c adalah biaya transaksi. P_t adalah indeks saham pada periode t .

Buy & Hold Strategy

Persamaan (2) adalah rumus yang dapat digunakan untuk menghitung *return* dari *Buy & Hold Strategy*.

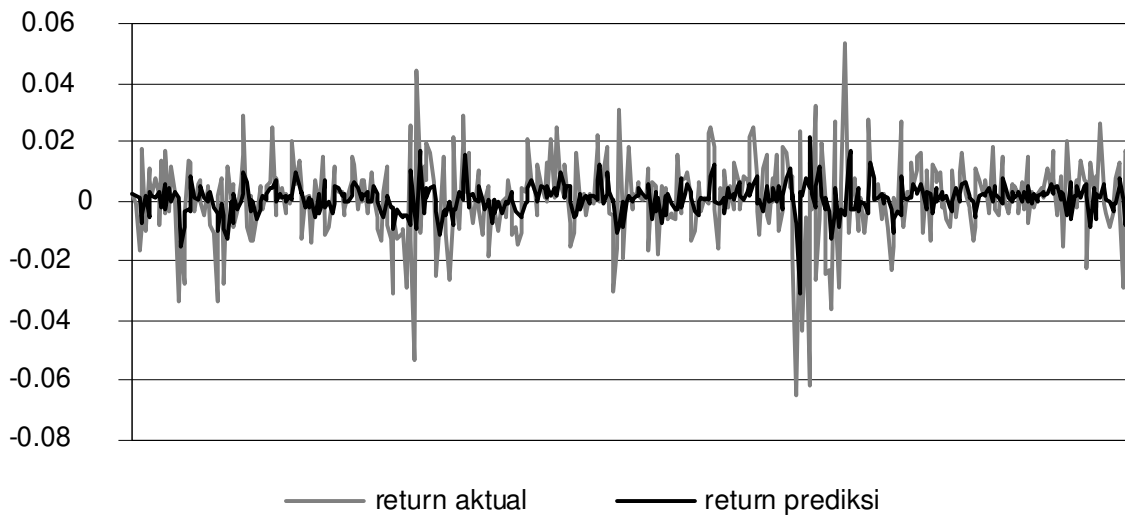
$$R_{Nbh} = \log \frac{P_{t+h}}{P_t} - \log \left[\frac{1-c}{1+c} \right] \dots\dots\dots (2)$$

dimana h adalah periode menahan saham (*holding period*). Strategi ini merupakan strategi pasif (*passive strategy*) yang melakukan pembelian (*buy*) pada periode tertentu dan melakukan penjualan setelah menahan (*hold*) saham selama beberapa periode tertentu. Berbeda dengan *technical trading rules*, *buy & hold strategy* tidak berupaya untuk mendapatkan *abnormal return* dari fluktuasi harga saham, karena jika pasar adalah efisien maka tidak terdapat kemungkinan untuk memperoleh *abnormal return* dari pergerakan harga saham.

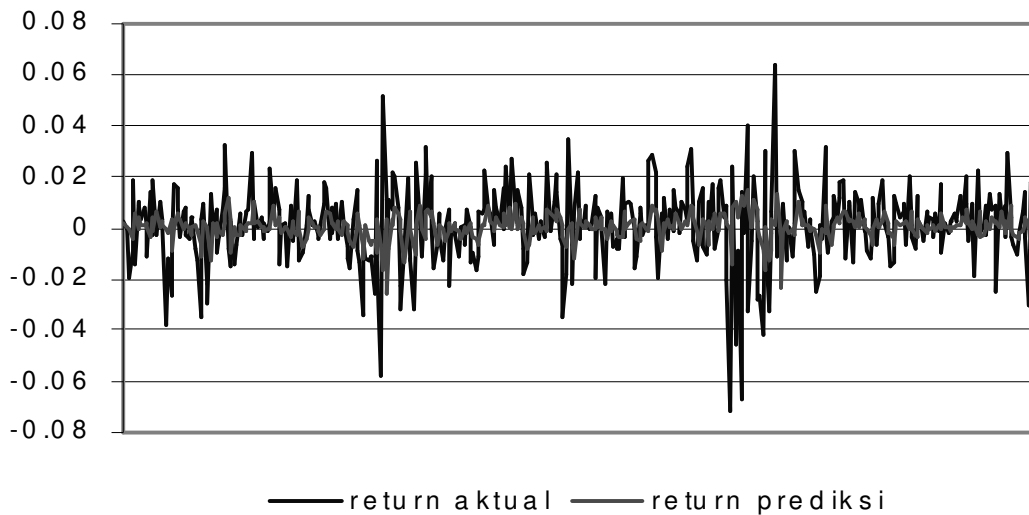
HASIL

Alat bantu yang digunakan dalam penelitian ini adalah *software* Matlab 5.3 yang dihubungkan dengan Ms. Excel melalui Excel Link. Hasil peramalan diperlihatkan pada Gambar 5 dan Gambar 6.

Hasil penelitian memperlihatkan bahwa model JST yang dikembangkan mampu menghasilkan prediksi perubahan harga secara tepat sebesar 58 % untuk indeks IHSG dan 53% untuk indeks LQ45. Walaupun hasil tersebut tampak kurang memuaskan, karena nilai-nilai tersebut hanya sedikit lebih besar dari 50%, namun secara statistik, melalui uji beda statistik satu arah (nilai probabilitas adalah $0,022 \geq 0,05$), hasil tersebut



Gambar 5. Peramalan *Return* IHSN



Gambar 6. Peramalan *Return* LQ45

lebih besar secara signifikan dari 50%. Artinya hasil prediksi model JST mampu memberikan keputusan jual beli yang lebih baik dibanding keputusan jual beli secara acak. Kesimpulan tersebut diperkuat oleh hasil yang memperlihatkan bahwa *return* yang dihasilkan dari *technical trading rule* berdasarkan hasil peramalan model JST jauh lebih

besar dibanding yang dihasilkan oleh *buy & hold strategy* (nilai probabilitas adalah $0,019^3$ 0,05). Hasil perhitungan *return* yang diperoleh dari *technical trading rule* berdasarkan hasil peramalan model JST dan *buy & hold strategy* diperlihatkan pada Tabel 2.

Tabel 2. Hasil *Return*

	IHSG	LQ45
Technical Trading Rule	3,4502	3,6558
Buy & Hold Strategy	0,5063	0,5084

PEMBAHASAN

Berdasarkan hasil tersebut dapat disimpulkan bahwa pasar modal Indonesia merupakan pasar modal yang tidak efisien (*inefficient*), dalam hal ini efisiensi pasar bentuk lemah. Implikasi dari penolakan terhadap efisiensi pasar bentuk lemah dalam penelitian ini memberikan informasi kepada para investor bahwa masih dimungkinkan memperoleh *abnormal return* dengan melakukan perdagangan secara teknikal. Beberapa faktor yang mungkin menyebabkan karakteristik *emerging market* tersebut cenderung tidak efisien adalah faktor institusi dan faktor pelaku pasar yang ada didalamnya. Maxym (2000) berpendapat bahwa faktor institusional yang mungkin menyebabkan pasar modal tidak efisien adalah (1) operasional pasar modal tidak efisien yang dicerminkan oleh *transaction cost* yang relatif besar; (2) standar-standar pengungkapan informasi kurang berkembang; dan (3) penyebaran dan pemrosesan informasi yang tersedia tidak efektif. Sedangkan faktor pelaku pasar berkaitan dengan (1) heterogenitas para pelaku pasar dalam hal kemampuan dan kecakapan para pelaku pasar untuk mendapatkan dan menganalisis informasi yang relevan secara benar dan cepat; dan (2) irasionalitas para pelaku pasar.

Selain beberapa karakteristik yang disebutkan sebelumnya masih ada kesenjangan yang lain, yaitu asumsi pasar efisien adalah harga ataupun *return* saham bersifat random dan berdistribusi normal, namun di *emerging market* diduga cenderung bersifat *non-linear* dan tidak berdistribusi normal. Hasil penelitian para pakar semakin memperkuat dugaan bahwa harga maupun *return* saham mengikuti sifat *non-linear*. Argumen yang dapat menjelaskan berkaitan perilaku *non-linear* saham dan penolakan terhadap EMH (*Efficient Market Hypothesis*) dapat diperoleh dari *behavior finance theory*. *Behavioral finance* beranggapan bahwa para pelaku pasar (*agents*) tidak secara penuh rasional (*not fully rational*), bertentangan dengan asumsi yang digunakan dalam konsep EMH – karena *preferences* atau karena *mistaken beliefs*. Secara khusus *behavioral finance* memiliki dua *building block*, yaitu *cognitive psychology* dan *limits to arbitrage* (Ritter, 2003).

Anggapan bahwa harga saham bersifat *random* didasari oleh asumsi para pelaku pasar adalah rasional. Bagaimanapun, berdasarkan survei yang dilakukan Barberis & Thaler (2003) dikutip oleh Hogue (2005) para pelaku pasar tidak secara penuh rasional. Para pelaku pasar mungkin akan menjadi *risk lovers* ketika berspekulasi sebagai upaya untuk mengembalikan kerugiannya. Para pelaku pasar mungkin terlalu yakin dengan peramalannya yang dimilikinya yang berakibat adanya bias. Selain itu, mereka mungkin tidak beraksi secara cepat terhadap informasi, tetapi menunda respon sampai para pelaku pasar yang lain menyatakan pilihannya (Antonioni *et al.*, 1997).

KESIMPULAN DAN SARAN

Kesimpulan

Penelitian ini memperlihatkan aplikasi model *Artificial Neural Networks* (ANN) atau Jaringan Syaraf Tiruan (JST) dalam bidang ilmu keuangan, khususnya untuk aplikasi *financial forecasting*. ANN atau JST merupakan sebuah model peramalan yang relatif baru untuk aplikasi *financial forecasting*. Untuk mencapai tujuan tersebut dilakukan perbandingan antara *return* yang diperoleh dari *technical trading rule* berdasarkan hasil peramalan model *Artificial Neural Networks*(ANN) atau Jaringan Syaraf Tiruan (JST) dengan *return* yang diperoleh melalui *buy & hold strategy*. Jika *return* yang diperoleh dari *buy & hold strategy* lebih kecil, maka pasar modal Indonesia merupakan pasar modal yang tidak efisien atau dalam hal ini merupakan efisiensi bentuk lemah. Hasil penelitian memperlihatkan bahwa baik menggunakan indeks IHSG maupun LQ45, *return* yang diperoleh dari *technical trading rule* berdasarkan hasil peramalan model ANN atau JST jauh lebih besar dibanding dengan *return* yang diperoleh melalui *buy & hold strategy*.

Saran

Penelitian ini diharapkan memberikan informasi dan meyakinkan para pelaku pasar bahwa masih dimungkinkan mendapatkan *abnormal return* dengan melakukan perdagangan secara teknikal melalui peramalan model ANN atau JST. Saran untuk penelitian selanjutnya dapat melakukan sinergi antara model peramalan JST dengan model peramalan hibrida yang memasukkan metode eksponensial agar dapat diperoleh hasil *stock forecasting* yang optimal dalam peramalan saham di pasar modal Indonesia.

DAFTAR PUSTAKA

- Antoniou, A., Ergul, N., & Holmes, P. 1997. Market Efficiency, Thin Trading and Non-Linear Behavior: Evidence From An Emerging Market. *European Financial Management*, Vol.3, No.2, pp.175-190.
- Fernandez-Rodriguez, F., Gonzalez-Martel, C., & Sosvilla-Rivero, S. 2000. On The Profitability of Technical Trading Rules Based on Artificial Neural Networks: Evidence from the Madrid Stock Market. *Economics Letters*, Vol.69, pp.89-94.
- Gencay, R. 1998. Optimization of Technical Trading Strategies and the Profitability in Security Markets. *Economics Letters*, Vol.59, pp.249-254.
- Hermanto, B., & Bakara, M.Y.V. 2005. Chaos, Sebuah Studi Empiris dari BEJ: Pengamatan pada Indeks Portfolio Pasar. *Manajemen Usahawan Indonesia*, No. 11, Th. XXXIV.
- Hoguet, G. 2005. *How the World Works: Behavioral Finance and Investing in Emerging Markets* http://www.ssga.com/library/esps/How_the_World_Works_George_Hoguet_7.25.05CCRI11242057. Di-download pada tanggal 23 Februari 2007.
- Jasic, Teo. & Wood, D. 2004. The Profitability of Daily Stock Market Indices Trades Based on Neural Network Predictions: Case Study for The S&P 500, The DAX, The TOPIX and The FTSE in The Period 1965-1999. *Applied Financial Economics*, Vol.14, pp. 285-297.

- Jong, J. S. 2005. *Jaringan Syaraf Tiruan dan Pemrogramannya Menggunakan Matlab*. Yogyakarta: Penerbit Andi.
- Kusumadewi, S. 2004. *Membangun Jaringan Syaraf Tiruan Menggunakan Matlab dan Excel Link*. Yogyakarta: Penerbit Graha Ilmu.
- Leon, H., Nicholls, S., & Noel, D. 2001. Non-linear Behavior of Returns in an Emerging Stock Market. <http://www.lacea.org/meeting2001/leon.pdf>. Di-download pada tanggal 23 Februari 2007.
- Lim, Kian-Ping & Melvin J. H. 2002. Non-Linear Market Behavior: Events Detection in the Malaysian Stock Market. *Economic Bulletin*, Vol.7, No.6, pp.1-5.
- Maxym, D. 2000. The Efficient Market Hypothesis and The Ukrainian Stock Market. *Thesis Master of Arts, National University of Kyiv-Mohyla*.
- Nygren, K. 2004. Stock Prediction – A Neural Network Approach. *Thesis Royal Institute of Technology*.
- Pandjaitan, L.W. 2007. *Dasar-dasar Komputasi Cerdas* Yogyakarta: Penerbit Andi..
- Phua, Paul K.H., Ming, D., & Lin, W. 2001. Neural Network With Genetically Evolved Algorithms for Stock Prediction. *Asia-Pacific Journal of Operational Research*, Vol.18, pp.103-107.
- Qi, M. 1999. Non-Linear Predictability of Stock Returns Using Financial and Economic Variables. *Journal of Business and Economic Statistics*, Vol.17, No.4, pp.419-429.
- Samanta & Bordoloi. 2005. Predicting Stock Market-An Application of Artificial Neural Network Technique through Genetic Algorithm. *Finance India*, Vol.19, No.1, pp.173-188.
- Sartono, A. 2000. Overreaction of The Indonesian Capital Market: Is Market Rational? *Gadjah Mada International Journal of Business*, Vol.2, No.2, pp.163-184.
- _____ & Firdaus, E. 1999. Efisienkah Analisis teknikal untuk Memprediksi Perkembangan Harga Saham?. *Jurnal Siasat Bisnis*, Vol.2, No.4, pp.135-153.
- Sad, I.A. 2001. Test for Non-Linear Dynamics in The Stock Exchange of Thailand (SET). *ABAC Journal*, Vol.21, No.1.